

山岳トンネルの切羽評価における AI 適用手法の開発

清水建設（株）正会員 ○長谷川 裕員

清水建設（株）正会員 邊見 涼

清水建設（株）正会員 鳥居 敏

清水建設（株）正会員 辻 正邦

清水建設（株）正会員 淡路 動太

1. はじめに

山岳トンネル現場では、土木技術者が目視観察による切羽状態の評価を行っている。切羽評価は、切羽状態から支保工の選定を行うと共に地山状況を把握して安全に施工を行うために必要な作業である。切羽評価の基準として「トンネル地山等級判定マニュアル（試行案）」⁽¹⁾ があり切羽判定表（切羽観察表および切羽評価表）を用いて実施している。切羽評価は主に岩盤の風化状態、割目状態、硬さ状態等を点数化することで行われている。しかしながら、目視観察では観察者の主観的な評価となり経験や知識量の差により結果が異なる場合がある。以上を踏まえ、我々は切羽から取得した情報を元に熟練技術者と同等な切羽評価が客観的にできる人工知能を用いた切羽観察システムの開発を行っている。

切羽の目視観察では、技術者が経験から得た閾値やパターンを用いて評価している。目視観察における判断内容をすべてルール化したエキスパートシステムの開発も一手法であるが、そのルールの抽出は非常に困難で、知識獲得のボトルネックと呼ばれている⁽²⁾。そこで、我々は近年注目されている、人工知能の深層学習（ディープラーニング）と機械学習（勾配ブースティング決定木）を用いることで技術者判断をルール化することなくシステム化するツール開発をした。

本稿では、切羽画像と切羽 3 次元データ（DEM 画像）および切羽穿孔エネルギー値の 3 項目に対する技術者判断との関連性を学習させたモデル（図 1）による切羽評価手法の概要と現場での実験結果について述べる。

2. 切羽の特徴量抽出

本システムでは、「切羽画像」、「DEM 画像」、「穿孔エネルギー値」を用いて切羽から特徴量の抽出を行った。切羽画像と DEM 画像は CNN(畳み込みニューラルネットワーク)による画像分類モデルを用いて特徴量化した。切羽画像は風化度合の特徴量抽出に用いた。DEM 画像は複数の切羽画像を SfM 変換した 3 次元データからの数値標高モデル画像であり、割目状態の特徴量抽出に用いた。画像分類モデルの構築において前処理として切羽画像と DEM 画像を縦 6×横 12 の 72 分割し、1 ブロックを RGB 形式で 300×300 ピクセルの解像度とした。さらに DEM 画像は 2 値化処理を行なった。画像は風化用（1180 枚）割目用（364 枚）を風化・割目の度合で各 3 段階のクラスに分け、画像変換によるデータ拡張して画像分類モデルのトレーニング（転移学習）に用いた。教師データに用いた画像例を図 2 に示す。トレーニングによる学習精度を表 1 に示す。また、穿孔エネルギー値はトンネル削孔機の油圧計測値から計算される値で、切羽の硬軟(圧縮強度に関連する値)の特徴量とした。切羽の常時同じ位置の 10 箇所からデータを取得し統計処理を行って切羽毎(1m 毎)のデータ値として用いた。

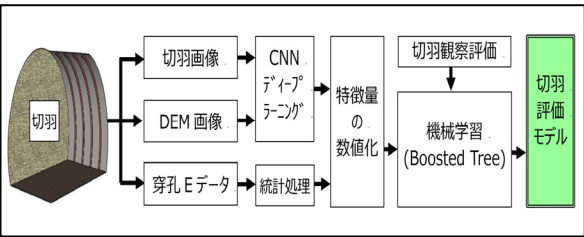


図 1 切羽評価モデル構築の流れ

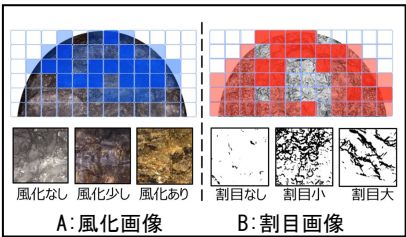


図 2 画像分類モデルの画像例

表 1 モデルの学習精度

風化モデル精度		
分類	Precision	Recall
1	95%	90%
2	76%	77%
3	79%	82%
割目モデル精度		
分類	Precision	Recall
1	100%	89%
2	85%	88%
3	81%	88%

キーワード 切羽評価, AI, 深層学習, 機械学習, 勾配ブースティング決定木, Apple CoreML

連絡先 〒541-8520 大阪市中央区本町 3 丁目 5-7 清水建設株式会社 関西支店 TEL 06-6263-2838

3. 切羽評価モデルの概念

一般的に技術者は目視観察時に切羽の特徴を捉え、自身の経験で身に付けた評価モデルと照合して判断を行っている。この時の技術者が判断に用いた閾値などを数値化することは非常に困難である。そこで我々は切羽から取得したデータの特徴量を数値化し、目視観察による評価との相関を学習させたモデルを構築した。これにより切羽特徴量の数値化データから技術者の判断した切羽評価を予測するモデル構築ができると考えた。

通常の切羽評価では切羽を天端、左肩、右肩と3分割しそれぞれ9項目の評価を行い図3に示す式により切羽評価点を算出する。

本システムでも同様に点数予測を行う27(3×9)個のモデルを構築した。モデルの学習では、切羽状態の特徴量数値化データを説明変数としその部位の技術者が付けた点数を目的変数とする教師データを用いた(図4)。

4. システムの実装アルゴリズム

本システムでの深層学習および機械学習はApple CoreML フレームワークを用いてSwift5 言語でMacOS10.15 上に実装した。切羽画像とDEM 画像からの特徴量抽出ではApple CreateML ImageClassifier (CNN による転移学習)を用いて数値化を行った。また、特徴量の数値化データと評価点との関連付けの学習には CreateML Boosted Tree (勾配ブースティング決定木) アルゴリズムを用いて分類モデル構築を行った⁽³⁾。

5. 現場での実験結果

今回、主に泥岩が分布するトンネル現場において本システムの実験を行った(図5)。坑口から100mまでの目視観察結果を用いて教師データとした場合と、同様に200mまでの目視観察結果を用いて教師データとした場合の2タイプの切羽評価モデルを構築した。それぞれの切羽評価モデルを用いて切羽観察していない未知の切羽に対する予測を行った(図5 黄色の◆)。目視観察とAI 予測の切羽評価点について、RMSE (二乗平均平方根誤差)を比較すると100mまでの教師データでは0.1908 に対し200mまでの教師データでは0.1585 と誤差が小さくなった。以上より教師データを増やすことにより精度向上が図られ、図5 右グラフに示すように目視観察とAI 予測の切羽評価点が全体的に近づく結果が得られた。

6. まとめ

本稿では、切羽からの取得データを数値化した特徴量と技術者の評価結果の相関を学習させたモデルによる切羽評価の一手法について述べた。対象にした現場の切羽は目視観察による評価点も大きな変動がない様な地山であるためシステムの予測結果もほぼ同じ範囲(DI)での分布となった。今後システムの実用化に向け様々な岩種の地山に対する学習と評価を繰り返し汎用的な地山評価モデルの開発を行っていく予定である。

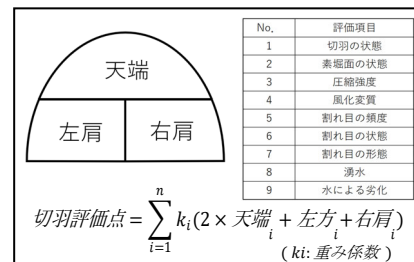


図3 切羽の分割と評価9項目

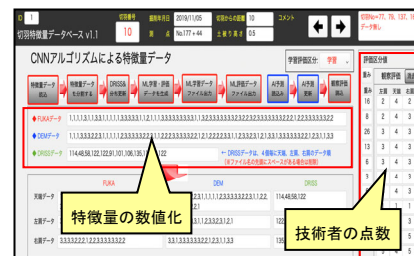


図4 特徴量データベース画面例

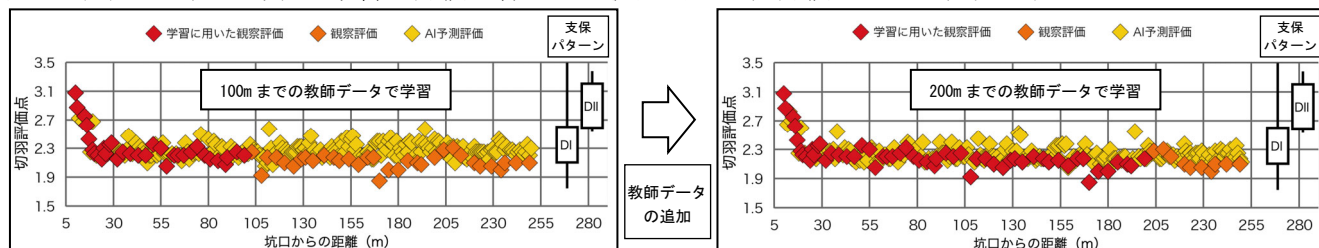


図5 教師データ数を変えた場合の切羽評価点比較

参考文献

- (1) 近畿地方整備局道路部道路工事課：トンネル地山等級判定マニュアル（試行案），2016 年。
- (2) 長谷川裕員，野村康雄，ティヘリノ・ジュリ・A，北橋忠宏，溝口理一郎：問題解決モデルに基づくインタビューシステム：MULTIS，人工知能学会全国大会（第4回），1990 年。
- (3) 長谷川裕員，邊見涼，鳥居 敏，谷村浩輔，淡路動太：山岳トンネルの地山評価における深層学習とアンサンブル学習の適用，人工知能学会全国大会（第34回），2020 年。